

실시간 적응 학습 제어를 위한 진화연산(II)

장성욱*, 이진걸**

Evolutionary Computation for the Real-Time Adaptive Learning Control(II)

Sung-Ouk Chang, Jin-Kul Lee

Key Words: Evolutionary Algorithm(진화알고리즘), Real-time(실시간), Adaptive learning control(적응 학습 제어), mutation(돌연변이), search region(탐색범위)

Abstract

In this study in order to confirm the algorithms that are suggested from paper (I) as the experimental result, as the applied results of the hydraulic servo system are very strong a non-linearity of the fluid in the computer simulation, the real-time adaptive learning control algorithms is validated. The evolutionary strategy has characteristics that are automatically adjusted in search regions with natural competition among many individuals. The error that is generated from the dynamic system is applied to the mutation equation. Competitive individuals are reduced with automatic adjustments of the search region in accord with the error.

In this paper, the individual parents and offspring can be reduced in order to apply evolutionary algorithms in real-time as the description of the paper (I). The possibility of a new approaching algorithm that is suggested from the computer simulation of the paper (I) would be proved as the verification of a real-time test and the consideration its influence from the actual experiment.

1. 서론

진화 알고리즘(evolutionary computation)은 자연세계의 진화과정을 그 기본 모델로 하며, 자연세계에서의 교배, 돌연변이, 자식의 생성, 경쟁등의 적자생존을 통한 진화를 알고리즘(Algorithm) 상에서 구현함으로써 공학적 문제를 해결하고자 한다. 자연은 역사를 통해서 이미 진화의 우수성이 입증되어 있으며, 이러한 자연세계의 진화과정을 알고리즘 상에서 구현하는 방법은 다양하며, 이에 대한 많은 연구가 행해져왔다[1][2]. 진화 알고리즘의 한 분야인 진화전략(Evolutionary strategy)은 자연에서의 진화과정을 정규화 된 가우스분포를 이용하여 확률적으로 처리함으로써

최적의 해를 찾고자 한다. 따라서 알고리즘에서 중요한 탐색범위 조정과 탐색능력을 자연에서의 부모 개체와 자식개체간의 생성, 돌연변이 및 개체간의 경쟁을 통한 적자생존의 과정을 통하여 자동으로 조정하는 특징을 가지고 있다. 이러한 자동적인 탐색범위 조정에 의한 탐색능력을 통하여 최적의 해를 찾는 많은 연구가 행하여져 왔다 [3][4][5]. 그러나, 알고리즘 특성상 부모와 자식 개체간의 자연스런 경쟁을 통하여 탐색범위를 자동으로 조정하기 때문에, 부모개체와 자식개체의 수에 따라 탐색능력 및 해의 수렴성에 대한 확률이 영향을 받는다. 따라서 부모 와 자식 개체의 수가 많을수록 경쟁을 통한 진화가 잘 이루어지므로 탐색범위의 조정이 원활하고, 해에 대한 수렴성도 높아지는 특성을 나타낸다[6][7][8]. 이러한 원인으로 진화전략 알고리즘은 진화과정을 모사 하는데 많은 계산시간이 요구되고 실시간으로 학습하는 시스템에 적용하는 것이 힘들다 [9][10][11].

* 부산대학교 지능기계공학 박사과정

** 부산대학교 기계공학부 교수

본 논문에서는, (I)편에서 서술한 바와 같이 실시간으로 진화전략 알고리즘을 시스템에 적용하기 위해서 부모와 자식 개체간의 개체수를 줄였다. 따라서 (I)편에서 시뮬레이션을 통하여 제시한 새로운 개념의 알고리즘에 대한 가능성을 실제 실험을 통한 영향 고찰 및 알고리즘의 적용 가능성을 검증하고자 한다.

2. 진화전략 알고리즘을 신경망 네트워크의 실시간 학습제어

진화전략 알고리즘은 해의 탐색범위를 가우스 분포를 따르는 정규분포를 이용하여 랜덤하게 탐색하는 특성을 지니고 있으며, 개체간의 경쟁에 의해 자연스런 탐색범위 조정을 그 특징으로 한다[12][13][14][15]. 그러나 실시간 학습으로 개체수를 줄일 경우, 많은 개체간의 자연스런 경쟁을 통한 탐색범위의 자동조정이 불가능하다[16][17].

진화 전략 알고리즘을 이용하여 실시간으로 적응학습제어를 행하기 위한 계략도를 Fig.1에 나타내었다[18][19]. 그림에서 나타난 바와같이 플랜트의 출력 상태 벡터는 평가함수를 통하여 평가, 선택되고 생존한 개체는 실시간 적응 학습 시스템으로 입력되며, 학습결과는 플랜트를 움직이도록 구성되어 있다. 이러한 과정은 1[ms]라는 샘플링 시간안에 모두 이루어 져야 하며, 샘플링시간마다 출력되는 출력결과는 다음 제어신호를 발생하는 학습에 영향을 미친다.

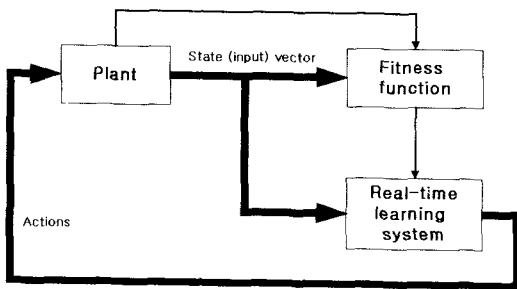


Fig. 1 Schematic of real-time learning system.

(I)편에서 제시한 실시간으로 학습이 가능하고 부모·자식간의 개체수를 각각1개로 한정하였을 때, 개체수의 감소에 따른 탐색범위 조정의

어려움을 해결하기 위하여 시스템의 제어시 발생하는 오차(error)량을 이용하여 다음과 같은 수식을 사용하였다.

$$\sigma(t+1) = \sigma(t) \cdot \exp(N(0, e(t))) \quad (1)$$

$$x(t+1) = x(t) + N(0, \sigma(t+1)) \quad (2)$$

3. 실험장치의 구성

실시간 적응 학습제어 알고리즘을 실험적으로 검증하기 위하여 Fig. 2와 같이 실험장치를 구성하였다. 그림에서 나타난 바와 같이 유압 서보 시스템은 최대출력 7.5 [kW]의 전동기에 연결된 가변용량형 피스톤 펌프를 사용하였으며, 유압 회로부에서 안정적인 공급압을 유지하기 위하여 릴리프 밸브를 펌프 전단에 사용하였다. 또한 실험에서 사용된 서보밸브는 정격유량 38 [l/min]인 제품을 사용하였으며, 유압실린더는 양 로드 실린더를 사용하였다. 실린더의 위치신호를 전기적인 신호로 변환하기 위한 변위변환기로서 포텐서미터를 사용하였으며, 제어기로서의 입출력을 위하여 12비트 A/D, D/A변환이 가능한 DAC(Data Acquisition Card)를 사용하였다[20].

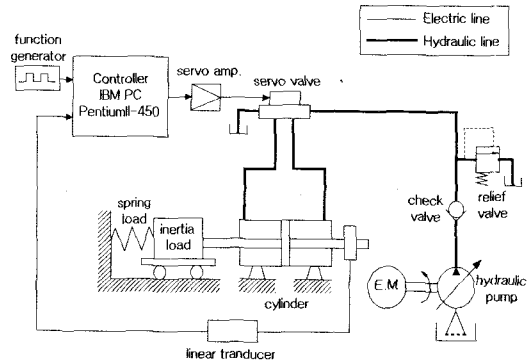


Fig. 2 Schematic diagram of the experimental setup on the hydraulic servo system.

실험장치는 매 샘플링 시간마다 생성된 진화전략 알고리즘으로부터 평가된 값이 신경망 네트워크(network)의 가중치를 변화시키고, 신경망 네트워크를 통과한 제어입력이 서보 앰프에 의하여 증폭되어 밸브를 구동하여 실린더를 작동시키도

록 구성하였다. 유압 서보 시스템으로부터 발생하는 출력 상태값(state)은 샘플링 시간마다 신경망 제어기로 입력되며, 신경망의 각각의 가중치는 출력 상태값을 근거로 실시간으로 진화전략 알고리즘을 적용하여 매 순간 업데이트(update)됨으로써 실시간으로 학습제어가 가능하다[21][22]. 유압 서보 시스템의 실험 장치에서 사용된 장비의 제원은 Table.1에 나타내었다.

표 1 실험기구의 내역

Table. 1 A specification of the experimental apparatus

Instruments	Specification	Model number
Electric Motor	7.5 kW	HICO
Hydraulic Pump	28 cc/rev	A10V28DR1RP1D
Relief valve	210 kgf/cm ²	OR-G03-P
Solenoid Valve	24 V	4WE100-A0/LG24N
Cylinder		Double rod
Servo valve	38 l/min	J076-103
Servo Amp.	±75 mA	J121-001
Potential meter	20 cm	
Oscilloscope	100 MHz	54600B
PentiumII-450	450 MHz	IBM Compatible
DAC	12 bit	PCL-818
Power Supply	200 W	ED-330

4. 실험 결과 및 고찰

(I)편에서 제시한 알고리즘의 적용가능성을 실험적으로 검증하기 위해서, 진화전략 알고리즘을 이용하여 실시간으로 신경망의 가중치를 갱신하는 과정을 Fig.3 에 나타내었다. 그림에 나타낸 바와같이 실시간 학습을 위해서 매 샘플링 시간마다 시스템의 출력 상태값을 근거로 제어의 결과 발생한 오차량의 변화율을 이용하여, 학습의 성공과 실패를 평가함수(fitness function)에서 판단하며, 진화알고리즘에서의 갱신하는 가중치를 바탕으로 신경망 네트워크가 제어입력 u 를 샘플링 타임 마다 발생시킨다[23][24][25]. 이러한 제어력은 유압서보 시스템을 구동하고 실시간 적응 학습 제어기는 센서로부터 출력을 바탕으로 기준

입력과 비교함으로써 매순간 오차량을 계산하여 새로운 학습데이터를 생성한다. 실험에서 적용한 샘플링 시간은 1[ms]이고, 오차량과 오차량의 변화율을 신경망의 입력으로 하였으며, 시스템의 출력을 근거로 오차량의 변화율을 평가의 기준으로 적용하였다.

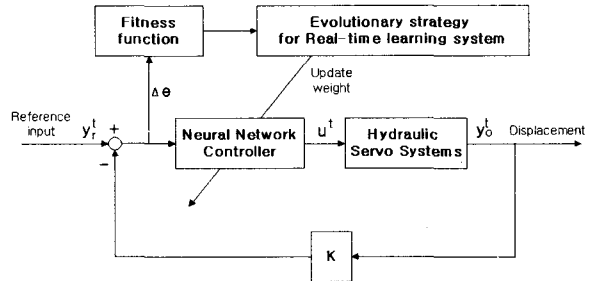


Fig. 3 Block diagram of the real-time learning system using evolutionary algorithm.

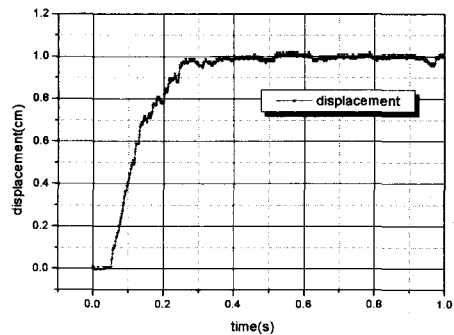


Fig. 4 The experimental result of real-time learning system using evolutionary algorithm.

자연세계에서 진화시에 매 세대마다 진화하기 위해서는 새로운 개체의 생성이 반드시 필요하다. 따라서 실시간 학습을 위해서 진화전략 알고리즘을 적용할 경우 매 샘플링 타임마다 새로운 개체를 생성하는 것이 매우 중요하며, 이러한 개체의 생성과 평가에 따라 시스템의 학습능력이 결정되어 진다. 그러므로 실시간 적응 학습제어기는 매 샘플링 타임마다 성공·실패를 체크하고 성공·실패에 따른 개체의 평가 선택에 의하여, 적자 생존한 우성개체는 매 순간마다 돌연변이를

발생시킨다.

Fig. 4에서 나타낸 실험결과에서 알수 있듯이, (I)편에서 제시한 알고리즘의 타당성 및 적용가능성을 실험을 통하여 확인 할 수 있었다. Fig. 4에서 보면 0.25 [sec]정도의 정착시간을 나타내고 있으며, 정상상태 도달 후 안정적인 값을 유지함을 알 수 있다. 이러한 결과로 유추해 볼 때 시뮬레이션에서 예상한 결과와 일치하고 있으며, 실제시스템에서도 시뮬레이션에서와 마찬가지로 안정적인 동작을 나타냄으로써, 본 연구에서 제시한 알고리즘의 타당성을 증명할 수 있었다. 따라서 시스템에 대한 정확한 지식이 없더라도 이러한 학습기법을 적용함으로써 실제시스템의 제어 가능하며, 제어기의 학습이 시스템의 매 순간 순간의 출력을 근거로 이루어지므로 시간에 따라 시스템의 특성이 변화하는 곳에서도 이러한 기법을 적용하는 것이 가능하다.

4. 결론

본 연구에서는 (I)편에서 제시한 알고리즘의 실험적 검증을 위하여 유체의 비선형성이 매우 강한 유압시스템에 알고리즘을 적용한 실험결과를 비교 고찰함으로써 새로운 실시간 학습제어 알고리즘의 타당성을 검증할 수 있었다. 한편 진화전략 알고리즘의 실시간 학습을 위하여 개체수를 줄이고 매 샘플링 시간마다 재생산, 평가, 선택의 과정을 행하였으며, 실시간성 보장을 위한 경쟁 개체 수를 줄였을 때의 문제점을 오차에 의한 자동 탐색 범위 조정으로 해결하였다.

본 논문에서 제시한 제어알고리즘의 적용으로 인하여 시스템에 대한 전문적인 지식이 없는 사람이 제어를 설계하고자 할 때나, 시간에 따라 플랜트의 특성이 조금씩 변화하는 시스템의 제어기의 설계에 널리 사용 가능함을 실험적으로 검증하였다.

참고문헌

[1] N. Saravanan, Fogel, D.B., "Evolving neurocontrollers using evolutionary programming," IEEE Conference on Evolutionary Computation, Vol. 1, IEEE Press, Piscataway, NJ, pp217-222, 1994.

[2] N. Saravanan and D.B. Fogel, "Evolving Neural Control Systems," IEEE Expert, vol. 10, no. 3, pp. 23-27, 1995.

[3] Fogel, D.B.: A 'correction' to some cart-pole experiments. Evolutionary Programming VI, MIT Press, Cambridge, MA, pp67-71, 1996.

[4] D.B. Fogel, "The Advantages of Evolutionary Computation," Proc. of BCEC97: BioComputing and Emergent Computation, World Scientific, Singapore, pp. 1-11, 1997

[5] D.B. Fogel and L.J. Fogel, "Preliminary Experiments on Discriminating between Chaotic Signals and Noise Using Evolutionary Programming," Proceedings of the First Annual Conference, MIT Press, Cambridge, MA, pp. 512-520, 1996.

[6] K. Chellapilla and D. Fogel, "Two New Mutation Operators for Enhanced Search and Optimization in Evolutionary Programming," in Applications of Soft Computing, Proc. SPIE Vol. 31:65, pp. 260-269, 1997

[7] Back T F Hoffmeister and H P Schwefel, "A survey of evolution strategies," Proceedings of the 4th International Conference on Genetic Algorithms, pp 2-9, Morgan Kaufmann, 1991.

[8] Back, T and Schwefel, H.-P, "Evolutionary Computation: An Overview", Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation, pp20-29, 1996.

[9] Fogel D B, "Evolutionary Computation. Toward a New Philosophy of Machine Intelligence," Pisonataway, NJ : IEEE Press. 1995

[10]E Vonk, L -C Jain, R -P Johnson, "Automatic Generation of Neural Network Architecture Using Evolutionary Computation," World Scientific Publishing Co., 1997

[11] D.B. Fogel and J.W. Atmar, "Comparing Genetic Operators with Gaussian Mutations in Simulated Evolutionary Processes Using Linear Systems," Biological Cybernetics, Vol. 63:2, pp. 111-114, 1990

[12] Back, T," Evolutionary Algorithms in Theory and Practice," Oxford, NY, 1996

[13] Schwefel, H.P." Evolution and Optimum

- Seeking", John Wiley, NJ, 1995.
- [14] Z. Michalewicz and D. B. Fogel, How to Solve It: Modern Heuristic, Springer-Verlag, Berlin, pp. 161-184/335-341, 2000.
- [15] E. Sanchez and M. Tomassini, eds., Toward Evolvable Hardware: The Evolutionary Engineering Approach, Springer-Verlag, Berlin, pp. 19-47/221-249, 1996.
- [16]. T. Back, U. Hammel and H. P. Schwefel, "Evolutionary Computation: Comments on the History and Current State," IEEE Transaction on Evolutionary Computation, vol. 1, no. 1, pp. 3-17, 1997.
- [17] D. B. Fogel, "An Introduction to Simulated Evolutionary Optimization," IEEE Transaction on Neural Network, Vol. 5, No. 1, pp.3-14, 1994.
- [18]. Simon Haykin, Neural Networks : A comprehensive foundation, second Ed. 1999, Prentice-Hall Inc.
- [19] J -S, Jang, C, -T, Sun, E. Mizutani, Neuro-Fuzzy and Soft Computing : A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence, 1997, Prentice-Hall Inc.
- [20] User manual," PLC818 High performance Data Acquisition Card with programmable Gain", Rev. A2, 1993
- [21] Charles W. Anderson, "Learning to Control an Inverted Pendulum Using Neural Networks", IEEE Control Systems Magazine, Vol. 9, No. 2, pp. 31-37, April 1989
- [22] A. G. Barto, R. S. Sutton and C. W. Anderson, "Neuronlike Adaptive Elements That Can Solve Difficult Learning Control Problem," IEEE Transactions on Systems, Vol.13, No.5, pp. 835-846, September/October 1983.
- [23] S. Geva and J. Sitte, "A Cart Experiment Benchmark for Trainable Controllers," IEEE Control Systems, Vol. 13, No. 5, pp. 40-51, 1995.
- [24] R. S. Sutton, "Learning to Predict by the Methods of Temporal Differences," Machine Learning, Vol. 3, pp. 9-44, 1988.
- [25]. R. S. Sutton and A. G. Barto, Reinforcement

Learning: An Introduction, The MIT Press, Cambridge, 1998.